

## Mitigation of Echo Chamber Phenomenon in the Opinion Dynamics

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2023-03-14 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 村松, 波, 木下, 修一 メールアドレス: 所属:
URL	<a href="https://mu.repo.nii.ac.jp/records/1982">https://mu.repo.nii.ac.jp/records/1982</a>

## Mitigation of Echo Chamber Phenomenon in the Opinion Dynamics

村松波<sup>1</sup>

Nami Muramatsu

木下修一<sup>2</sup>

Shu-ichi Kinoshita

### 概要

本研究<sup>3</sup>[1]では、近年問題視されている、ソーシャルメディア上で起こるエコーチェンバー現象 (ECE: echo chamber effect) の緩和に向けて意見交換の数理モデルを用いた解析を行った。方法としては、過激化のダイナミクスを導入した意見交換のモデルである Baumann のモデルを近似計算と数値計算により調べた。我々は他人から影響を受ける際に、一定の確率  $P_{pm}$  で真逆の意見を採用して、入手する情報の偏りを軽減する効果を新たに導入し、ECE を緩和させるメカニズムの実現を試みた。その結果、ある臨界点  $P_{pm}$  において意見を収束させることに成功した。また、交流ネットワーク上でのエージェントとその最近接エージェントの意見を調べた結果  $P_{pm}$  によりエコーチェンバー現象が収まることが分かった。これらの結果は、ECE を緩和し分極化の発生を阻止するには、各エージェントが入手する情報の偏りを軽減することが重要であることを示唆している。

## 1 導入

近年、スマートフォン等の情報機器に搭載された、情報を閲覧または共有するためのソフトウェア (ニュースアプリ, SNS 等) はユーザーの閲覧履歴等から情報を選択する機能を持ち始め、個人の意思で情報を取捨選択するのではなく、ソフトウェアにその選択を一任できるようになった。これにより、ユーザーは自分にとって必要なまたは興味のある情報を簡単に得ることが可能になった。Twitter のレコメンド機能や、ハッシュタグによる情報の検索がその一例といえる。しかし、ソフトウェアに情報の選択を任せると、自分の興味ばかりに情報が偏り、未知の情報を得ることができない仕組みが出来上がってしまう。そのうえ、オンライン上でユーザー同士が交流をする際に偏った情報を持ったユーザーの意見が広まったり、視野の狭まったユーザー同士でのコミュニティが出来たりする。このようにメディアから情報を受け取った個人がその情報を同じような意見を持つ人たちとの狭いコミュニティの中で伝え合うことで、特定の信念が増強される現象のことを残響室という意味の言葉をとって「エコーチェン

<sup>1</sup> 武蔵野大学工学部数理工学科 卒業生

<sup>2</sup> 武蔵野大学数理工学センター員 / 武蔵野大学工学部数理工学科教授

<sup>3</sup> 本研究は村松波”エコーチェンバー現象の数理モデルによる分析と緩和メカニズムの解明”(2021年度武蔵野大学工学部数理工学科卒業論文)[1] から一部抜粋および修正を行ったものである。

バー現象 (ECE: echo chamber effect)」と呼ぶ。このエコーチェンバー現象について、アメリカの憲法学者 Cass R. Sunstein (2018) [4] は、似た考えを持つ者同士が互いに相手をおおって怒りを増大させることで、結果として暴力的過激主義者が生まれることを懸念している。このような、エコーチェンバー現象を表現するモデルとして、拡張されたオピニオンダイナミクスの1つである Baumann のモデル [2] がある。Baumann は、穏やかな初期状態から極端な意見への進化を促すメカニズムとして、過激化のダイナミクスを導入するモデルを提案した。過激化のダイナミクスとは、類似した意見を持つエージェントが相互に補強し合い、より過激な意見に向かっていくメカニズムのことである。また、Baumann モデルの最大の特徴は、他人からの影響である社会的相互作用を表す行列、つまりエージェント間の交流ネットワークが、時間的に変化する点にある。このような時間変動するネットワークとオピニオンダイナミクスを組み合わせたモデルを用いて、Baumann は経験的によく知られているソーシャルネットワークの重要な特徴であるエコーチェンバー現象を再現した。その結果、意見交換の過程で起こる急激な意見の変化は、社会的な影響力と議論される話題の論争性によるものだと明らかにした。また、彼は Twitter 上での偏った議論における経験データとの比較も行い、エージェントの活動度と意見の関係や相互作用ネットワークにおける意見の分離を定性的に再現することに成功した。これはソーシャルメディアにおけるエコーチェンバー現象発生の中核となるメカニズムを明らかにしたといえる。

本研究では、Baumann 等の研究を参考にエコーチェンバー現象の緩和を目指して、各エージェントが入手する情報の偏りをコントロールするパラメータを導入し近似計算と数値計算によりエコーチェンバー現象の解明及び緩和の実現を目指した。具体的には他人から影響を受けるとき、一定の確率  $P_{pm}$  で当初選んでいた意見とは別の意見の影響を受ける効果をモデルへ導入することで、エージェントの視野の狭まりを改善することとした。 $P_{pm}$  の導入はあるエージェントが自分の意見を変更し、反対の意見を他のエージェントへ与えるというより、情報を受け取るエージェントの情報元にそのエージェントが受け取りがちな意見と反対の意見を一定確率  $P_{pm}$  で与える状況を意図している。これは、実際の SNS 上においてプラットフォーム側が偏った意見を受け取りがちなユーザーに一定確率で反対の意見をお勧めすることに対応している。

## 2 モデル

本研究では Baumann モデルを拡張するため、初めに Baumann モデルについて説明する。まず、 $N$  人のエージェントにより構成される系について考える。各エージェント  $i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) の意見は意見変数  $x_i(t) \in [-\infty, \infty]$  で表現され、 $|x_i|$  が大きいほどエージェント  $i$  の立場が極端であることを示している。また、 $x_i$  の符号  $\sigma(x_i)$  はある論争について肯定もしくは否定の2つの立場を表現している。このようなエージェントが他のエージェントと相互作用し意見を変動する状況を以下の  $N$  元連立微分方程式で表す。ただし、 $A_{ij}(t)$  は確率的に時間変動する隣接行列であることに注意する

$$\dot{x}_i = -x_i + K \sum_{j=1}^N A_{ij}(t) \tanh(\alpha x_j). \quad (2.1)$$

ここで、微分方程式 (2.1) の 1 項目は時間経過によるエージェント  $i$  の意思の減衰、2 項目は社会的相互作用を表し、パラメータ  $K > 0$  はエージェント間の社会的相互作用の強さを表す。  $A_{ij}(t)$  は時間的隣接行列の要素であり、  $j$  から  $i$  へ入力がある場合  $A_{ij} = 1$ 、入力がない場合  $A_{ij} = 0$  となり、一般に  $A_{ij}$  は非対称となる。また、  $\alpha > 0$  はシグモイド型影響関数として用いる  $\tanh(\alpha x)$  の形状を制御する。この関数を用いることにより、エージェント  $j$  が自分の意見の符号  $\sigma(x_j)$  の方向に他者に影響を与え、この影響はエージェントの意思、つまり意見の強さ  $|x_j|$  とともに単調に増加 (減少) するが、極端な意見の社会的影響に上限 (下限) を与えることになる。

次に、ステップ毎に変化する各エージェント同士の交流ネットワーク  $A_{ij}(t)$  について述べる。初期値として各エージェント  $i$  が活性化状態にあるか否かを定める確率 (活動度) を  $a_i \in [\epsilon, 1]$  を定める。ただし、  $a_i$  は確率分布  $F(a) \sim a^{-\gamma}$  に従うパラメータである。毎ステップごとに  $a_i$  に従いランダムに活性化状態になるエージェント  $i$  を定める。続いて、すべての活性エージェント  $i$  に対して以下の式で表される接続確率  $P_{ij}(t)$  に従い、エージェント  $i$  から入力される  $m$  人の他のエージェント  $j$  を定める ( $A_{ji} = 1$ )

$$P_{ij} = \frac{|x_i - x_j|^{-\beta}}{\sum_j |x_i - x_j|^{-\beta}}. \quad (2.2)$$

各エージェント同士の接続確率  $P_{ij}$  は、両者の意見が近いほど接続しやすくなるよう、両者の意見の差の減少関数としてモデル化される。式 (2.2) は、エージェント同士の意見の差を独立変数としたべき乗則を規格化した分布となっており、  $\beta$  はべき分布を制御する指数である。続いて、ソーシャルメディア上では容易に起こることが知られている情報のフィードバック効果を加える。具体的にはエージェント  $i$  から  $j$  へ入力があるときに、同じタイミングで確率  $r$  でエージェント  $j$  から  $i$  へ情報の入力を加える ( $A_{ij} = 1$ )。ここで、(2.1) に従う意見のダイナミクスより、(2.2) に従う交流ネットワークのほうがずっと速く進化するモデルとなっていることに注意する必要がある。これは、ソーシャルメディア上での活動が個人の意見の変化よりもずっと速いという事実をモデルとして表現したものである [3]。Baumann 等はこのモデルを用い、パラメータ  $K, \alpha$  により、エージェントの意見が合意状態から分極状態へ転移することを数値計算と近似計算により示した。また、系が分極状態にある場合は意見の近いエージェント同士で意見交換し続けているエコーチェンバー現象が現れていることを数値的に示した。

我々はエコーチェンバー現象の緩和を目指して上述の Baumann モデルに自分と異なる意見を取り入れる効果をパラメータとして新たに導入した。具体的にはあるノード  $i$  から入力を受ける  $m$  人の他のエージェント  $j$  を選ぶ際にある確率  $P_{pm}$  で正負を反転させる効果を取り入れた。この効果は、ソーシャルメディアなどでプラットフォーム側が強制的に異なる意見を送

信するといったかなり強力な手段を用いることを意味している．次節以降では，確率  $P_{pm}$  を Baumann のモデルに取り入れた効果について，「接続人数  $m$  と確率  $P_{pm}$  に対する合意状態から分極状態への転移」と「エージェントの意見とその最近傍エージェントの平均意見の関係」の2点から考察する．

### 3 接続人数 $m$ と確率 $P_{pm}$ による合意状態から分極状態への転移

接続先エージェント  $x_j$  からの影響の正負を反転する確率  $P_{pm}$  を導入した Baumann モデルを，先行研究と同様に数値計算と平均場近似により調べる．数値計算の手順については付録 A に記述した．合意から分極化への転移について分析するために，式 (2.1) を近似の上で安定性解析を行い，他人からの影響反転確率  $P_{pm}$  の臨界点  $P_{pmc}$  を求めた．ここではそれらの近似計算について述べる．

Baumann のモデルはエージェントの意見  $x_i(t)$  は常微分方程式 ((2.1)) に従い，エージェント同士の交流ネットワーク  $A_{ij}(t)$  は確率的に決まるため，微分方程式と確率過程を組み合わせたモデルとなっている．ここでは， $A_{ij}(t)$  は  $x_i(t)$  と比較し非常に速いと仮定し，時間的隣接行列  $A$  の要素  $A_{ij}$  を時間的に平均化する．平均化された隣接行列の要素は  $\langle A_{ij} \rangle_t$  を用いると，式 (2.1) を以下のようなになる

$$\dot{x}_i = -x_i + K \sum_{j=1}^N \langle A_{ij} \rangle_t \tanh(\alpha x_j). \quad (3.1)$$

さらに， $\langle A_{ij} \rangle_t$  を以下のように近似する．意見の差に依存しないという同質性の仮定を採用し， $\beta = 0$  とする．これより，接続確率  $P_{ij}$  は  $i, j$  によらず全てのエージェント同士で等しくなる  $P_{ij} = \frac{1}{N}$ ．これを用いると， $i$  が  $j$  から影響を受ける  $\langle A_{ij} \rangle_t$  は「(1)  $j$  が  $i$  に接触する場合 ( $j$  が活性化する場合)」と「(2)  $j$  が  $i$  と接触したあとすぐに確率  $r$  で  $i$  が  $j$  に接触し相互に影響を与え合う場合 (フィードバックの効果)」の2つの確率の和として表せる．(1) は活性化しているエージェント  $j$  が  $N$  人の中から  $m$  人を等確率で選び接続する際に，本研究で導入した確率  $P_{pm}$  で正負を反転させる効果を取り入れ計算する必要がある．また，(2) は活性化しているエージェント  $i$  が  $N$  人の中から  $m$  人を等確率で選んで接続し，確率  $r$  で相互に影響を与えるので， $i$  の活性化確率  $a_i$  と  $\frac{m}{N}$  に加えて，確率  $r$  を掛け合わせた値となる

$$\langle A_{ij} \rangle_t = \frac{m}{N} r a_i + \left\{ \frac{m}{N} (1 - P_{pm}) a_j \times 1 \right\} + \left\{ \frac{m}{N} (P_{pm}) a_j \times (-1) \right\}. \quad (3.2)$$

また，上式において  $i, j$  は特別なエージェントではないため平均活動度  $\langle a \rangle$  で置き換え， $\langle A_{ij} \rangle_t \simeq \Lambda$  で表すと以下のようなになる

$$\Lambda = \frac{m}{N} \langle a \rangle (1 + r - 2P_{pm}). \quad (3.3)$$

ここで，平均活動度  $\langle a \rangle$  を求める．各エージェントの活動度の確率分布  $F(a) \sim a^{-\gamma}$  より

$F(a)$  を区間  $a \in [\epsilon, 1]$  で正規化すると  $\langle a \rangle$  は

$$\langle a \rangle = \int_{\epsilon}^1 a F(a) da = \frac{1 - \gamma}{2 - \gamma} \frac{1 - \epsilon^{2-\gamma}}{1 - \epsilon^{1-\gamma}} \quad (3.4)$$

となる. また, 式 (3.3) より, 式 (3.1) は以下のように表せる

$$\dot{x}_i = -x_i + K \Lambda \sum_{j=1}^N \tanh(\alpha x_j). \quad (3.5)$$

さらに,  $\tanh(\alpha x_j) \sim \alpha x_j$  と線形近似すると式 (3.5) は

$$f_i(x) = \dot{x}_i = -x_i + K \Lambda \sum_{j=1}^N \alpha x_j \quad (3.6)$$

となる. ここで, (3.6) の平衡解は  $\bar{x}_i = 0$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) である. 続いて式 (3.6) のヤコビ行列  $J_f$  を求めると各要素  $\frac{\partial f_s(x_s)}{\partial x_p}$  ( $s, p = 1, 2, \dots, N$ ) は, 以下のように表される

$$\frac{\partial f_s(x_s)}{\partial x_p} = \begin{cases} -1 & (s = p) \\ K\Lambda\alpha & (s \neq p). \end{cases} \quad (3.7)$$

よって, 式 (3.6) のヤコビ行列  $J_f$  は式 (3.8) のように表せる

$$J_f|_{\bar{x}=0} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1}(0) & \frac{\partial f_1}{\partial x_2}(0) & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_N}(0) \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1}(0) & \frac{\partial f_2}{\partial x_2}(0) & \cdots & \frac{\partial f_2}{\partial x_N}(0) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_N}{\partial x_1}(0) & \cdots & \cdots & \frac{\partial f_N}{\partial x_N}(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & K\Lambda\alpha & \cdots & K\Lambda\alpha \\ K\Lambda\alpha & -1 & \cdots & K\Lambda\alpha \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K\Lambda\alpha & K\Lambda\alpha & \cdots & -1 \end{bmatrix}. \quad (3.8)$$

ここで, 式 (3.8) は対称行列であり,  $J_f$  の最大固有値  $\tilde{\lambda}$  は以下の 2 次形式の条件付き極値問題を解けばよい.

$$\begin{aligned} \tilde{\lambda} &= \max_{\mathbf{x}^\top \mathbf{x} = 1} \mathbf{x}^\top J_f \mathbf{x} \\ &= \max_{\mathbf{x}^\top \mathbf{x} = 1} \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & K\Lambda\alpha & \cdots & K\Lambda\alpha \\ K\Lambda\alpha & -1 & \cdots & K\Lambda\alpha \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K\Lambda\alpha & K\Lambda\alpha & \cdots & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (3.9)$$

式 (3.9) よりヤコビ行列  $J_f$  の最大固有値  $\tilde{\lambda}$  は

$$\tilde{\lambda} = (N - 1)K\alpha\Lambda - 1, \quad (3.10)$$

となる (細かい計算は付録 B に記述). また, 式 3.10 に式 (3.3) を代入すると

$$\tilde{\lambda} = \frac{N - 1}{N} K \alpha m (1 + r - 2P_{pm}) \langle a \rangle - 1, \quad (3.11)$$

となる。したがって、最大固有値  $\tilde{\lambda} = 0$  となる臨界点  $P_{pmc}$  は

$$P_{pmc} = \frac{1+r}{2} - \frac{N}{(N-1)2K\alpha m \langle a \rangle}, \quad (3.12)$$

となる。さらに、 $N \rightarrow \infty$  とすると、

$$P_{pmc} \simeq \frac{1+r}{2} - \frac{1}{2\alpha Km \langle a \rangle}. \quad (3.13)$$

となる。

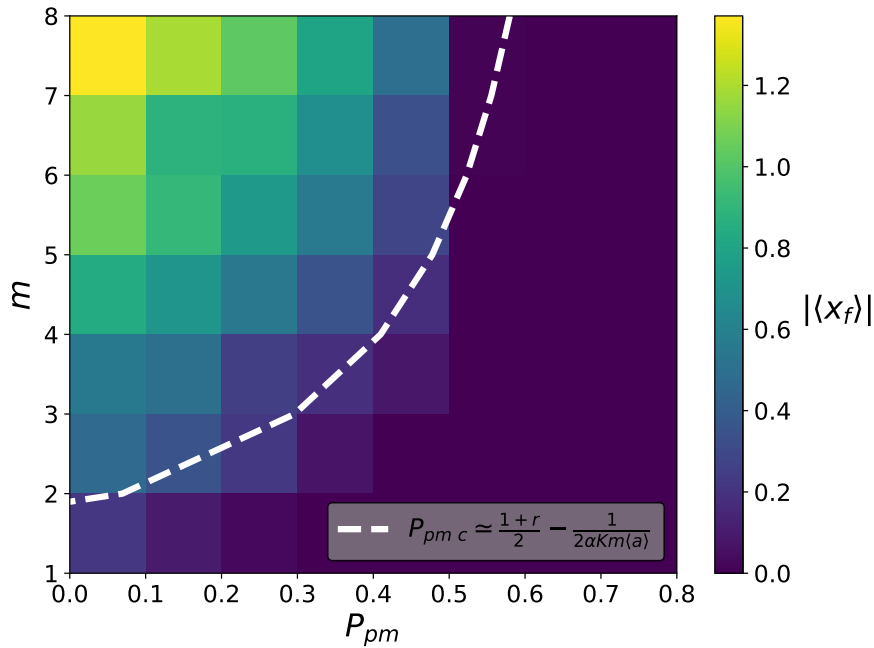


図 1: 意見の過激化と意見の合意の間で現れる転移. パラメータ空間  $m$ - $P_{pm}$  平面における平均的な意見の強さ  $|\langle x_f \rangle|$  のヒートマップであり, 明るい色は意見の過激化が起こっている状態であり, 暗い色は意見の合意状態である. 白破線は近似計算により求めた,  $P_{pm}$  の臨界点を表す.  $N = 1000$ ,  $t_{final} = 10$ ,  $dt = 0.01$ ,  $\alpha = 3.0$ ,  $\beta = 0.5$ ,  $K = 3.0$ ,  $r = 0.5$ ,  $e = 0.01$ ,  $g = 2.1$ ,  $seed = 6$  として数値計算を行った.

数値計算を実行し意見交換を行った後 ( $t = t_{final}$ ), 全エージェントの最終的な意見の大きさの平均値  $|\langle x_f \rangle| = N^{-1} \sum_i |x_i(t_{final})|$  を計算した. 図 1 はパラメータ  $m$ - $P_{pm}$  平面における  $|\langle x_f \rangle|$  のヒートマップである. 明るい色は  $|\langle x_f \rangle|$  が大きいことを意味し, 意見の過激化を示しており, 暗い色は  $|\langle x_f \rangle|$  が小さいことを意味し, 意見が収束していることを示している. また, 白破線は平均場近似により求めた臨界点 (3.13) であり, 明るい色と暗い色の境界と重なっており, 数値計算の結果と近似計算の結果がよく一致していることが分かる.

また, 図 1 から, 確率  $P_{pm} \geq 0.6$  の時, ヒートマップの色が暗く濃青色で表されることが分かった. これより, 確率  $P_{pm} \geq 0.6$  で影響を受けるエージェントの意見の正負を反転させるとエージェントの平均意見は小さくなり, 意見が収束する傾向にあると考えられる.

そして、確率  $P_{pm}$  が 0.6 より小さい時については、確率  $P_{pm}$  が小さく、接続人数  $m$  が大きくなるほど、ヒートマップの色が明るい黄色で表された。これは、確率  $P_{pm}$  が小さいほど受ける影響が自身と似ている意見に偏り、接続人数  $m$  が大きいほど一度に受ける影響の大きさが大きいため、意見の過激化が起きると考えられる。

## 4 エージェントの意見とその最近傍エージェントの平均意見の関係

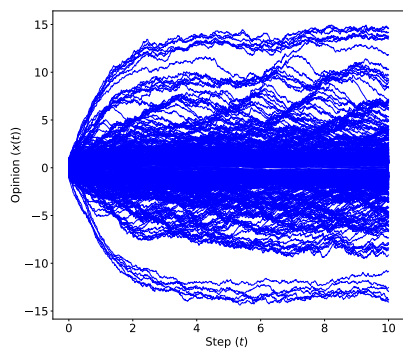
この節では、 $P_{pm}$  の値によりエコーチェンバー現象が解消される様子を直接見る。エコーチェンバー現象は全エージェントの意見分布とエージェントの交流ネットワーク ( $A_{ij}(t)$ ) の対応関係によって識別される。つまり、同じような意見を持つエージェントはつながりやすく、情報交換が促進されるため、あるエージェントとその最近傍のエージェントの意見の関係を見ることでエコーチェンバー現象の識別が可能となるのである。ここでは、接続先エージェント  $x_j$  からの影響の正負を反転させる確率  $P_{pm}$  を変更したときのエージェントの意見の大きさの変化と、あるエージェントとその最近傍のエージェントの平均意見との関係について調べる。最近傍の平均意見  $\langle x_i \rangle^{NN}$  については、式 (4.1) に従って求め、シミュレーションにおいては、各時間ステップにおいて計算した  $\langle x_i \rangle^{NN}$  の値を合計し、時間ステップ分で割った平均値を用いた

$$\langle x_i \rangle^{NN} \equiv \frac{1}{k_i} \sum_j a_{ij} x_j. \quad (4.1)$$

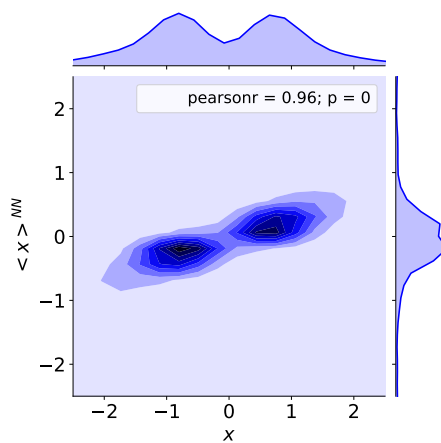
ただし、 $a_{ij}$  はその時刻における静的な隣接行列  $A$  の要素、 $k_i \equiv \sum_j a_{ij}$  とする。

図 2 の左図は各エージェントの意見  $x_i(t)$  の時系列であり、右図はエージェントの意見とその最近傍の平均意見の関係を現わした等高線図である。横軸に意見交換後の全エージェントの最終的な意見  $x_i(t_{final})$ 、縦軸に各エージェント自身に影響を与える隣人の平均意見  $\langle x_i \rangle^{NN}$  をとり、色の濃さはエージェントの密度を表している。確率  $P_{pm} = 0.0$  の時は、Baumann のモデルと同様の状況を表しており、図 2(a) から、 $x_i = 0.0$  付近の中立的な意見が多く、 $x_i = 15, x_i = -15$  のように正負の両方向で極端な意見を持ったエージェントが存在する分極化が起きていることが分かる。また、図 2(b) を見ると、中心の等高線図は  $x_i = \langle x_i \rangle^{NN}$  軸上が濃青紫色で表示されており、多くのエージェントが分布することが分かる。これは同じような意見の隣人を持つエージェントが多いエコーチェンバー現象の状況下を表している。そして、正の値と負の値で 2 つの密度の高い領域が明確に表れていることから賛成（正の値）・反対（負の値）それぞれの意見を持つ者同士でグループ化された状態になっていることを示すことが出来た。また、図 2(b) の横軸上には各エージェントの密度曲線、縦軸上には最近傍の平均意見の密度曲線が示されているが、特に横軸の密度曲線は二峰性という分極化現象の特徴をよく表している。

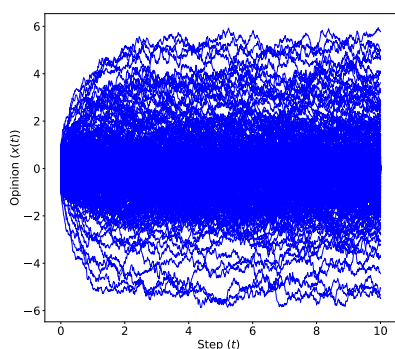




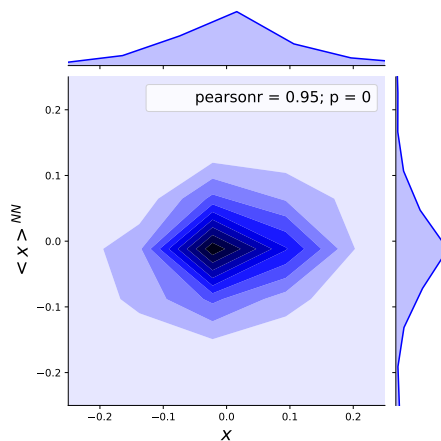
(a)  $P_{pm} = 0.0$  の時系列変化



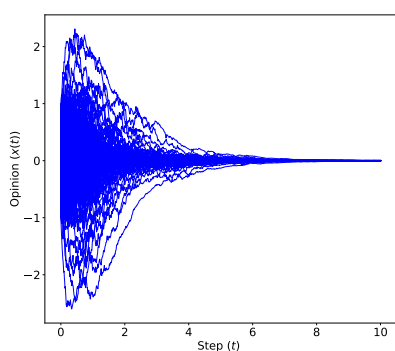
(b)  $P_{pm} = 0.0$  の等高線図



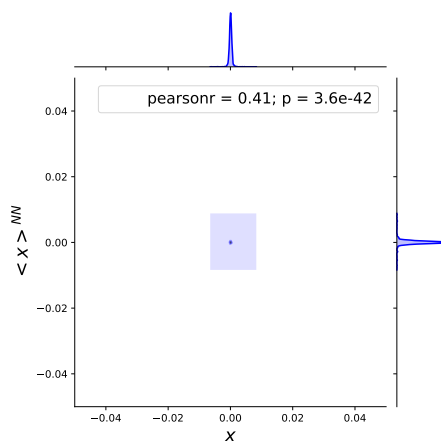
(c)  $P_{pm} = 0.5$  の時系列変化



(d)  $P_{pm} = 0.5$  の等高線図



(e)  $P_{pm} = 0.8$  の時系列変化



(f)  $P_{pm} = 0.8$  の等高線図

図 2: 確率  $P_{pm}$  を変化させたときのエージェントの意見の時系列変化と等高線図.

左側の図は、エージェントの意見の時系列変化を表している。また、右側の図は、意見交換後の全エージェントの意見  $x_i$  と各エージェント自身に影響を与える隣人の平均意見  $\langle x_i \rangle^{NN}$  との関係等を等高線図と密度曲線で表したものである。このとき、共通パラメータは  $N = 1000$ ,  $step = 10$ ,  $dt = 0.01$ ,  $m = 10$ ,  $\alpha = 3.0$ ,  $\beta = 3.0$ ,  $K = 3.0$ ,  $r = 0.5$ ,  $e = 0.01$ ,  $g = 2.1$  である。

次に、確率  $P_{pm} = 0.5$  の時について、図 2(c) を見ると、依然として各エージェントの意見は正負の両方に散らばっているが、エージェントの意見の大きさの最大値が  $x_i = 15$  から  $x_i = 6$  に変化していることから意見の過激が抑えられていることが分かった。また、図 2(d) からは、中心の等高線図は密度の高い位置が  $x_i = \langle x_i \rangle^{NN}$  軸上ではなくなり、領域の個数も 2 つから 1 つに減るといふ変化が見られた。そして、密度曲線からは二峰性が崩れ、2 つのピークがあった状態から 1 つのピークにまとまっている。さらに、 $P_{pm} = 0.8$  になると、図 2(e) から、時系列変化のグラフにおいて、全てのエージェントが時間  $t$  が進むにつれて中立な意見  $x_i = 0$  に向かう収束の傾向が見られた。また、図 2(f) については、等高線図は完全に 1 つの領域のみが現れ、加えて、全エージェントの意見が揃うために領域はほとんど点に近い形で描画された。密度曲線についても  $x_i = 0.0, \langle x_i \rangle^{NN} = 0.0$  の付近に幅がかなり小さい山として描画された。

これらの結果から、 $N = 1000$  において、Baumann 意見交換のモデルに対し、 $P_{pm}$  を導入することで、エコーチェンバー現象の影響が弱められ、過激化防止の効果が期待できることが分かった。

## 5 まとめ

本研究では、ソーシャルメディア上で起こるエコーチェンバー現象の影響を緩和させるために、上述の Baumann モデルに一定の確率  $P_{pm}$  で自分と異なる意見を取り入れる効果を新たに導入した。その結果、確率  $P_{pm} \geq 0.6$  の場合、意見が過激化せずに収束に向かう傾向が観察できた。また、エージェントの意見と最近傍エージェントの意見の関係から、 $P_{pm}$  をコントロールすることで、エコーチェンバー現象発生状態から消滅状態に変化させることができることを確認した。これらのことから、ソーシャルメディア上で起きるエコーチェンバー現象による影響が緩和され、意見の過激化が弱まると、分極化現象は起こりづらくなることが分かった。

したがって、エコーチェンバー現象を引き起こす要素が至る所に組み込まれた Baumann のモデルの中に、入手する情報の偏りを軽減する効果を導入することで、エコーチェンバー現象を緩和させることができ、その結果、分極化の発生を阻止できると結論付ける。

今後の課題としては、Baumann のモデルを改変する中で、真逆の意見の影響を受けるとき、意見の強さを弱くするべきということである。これは自身と同じような意見の情報と同時に真逆の意見の情報を見たとき、真逆の意見の方に影響される場合は、そのままの強さで影響を受けるとは考えにくいからである。さらに、確率  $r$  で相互作用を受けるときの影響の正負反転についても考慮することができる。

## 参考文献

- [1] 村松波, "エコーチェンバー現象の数理モデルによる分析と緩和メカニズムの解明", 2021 年度 武蔵野大学工学部数理工学科卒業論文 (2022).
- [2] F. Baumann. et al., "Modeling echo chambers and polarization dynamics in social

networks”, Phys. Rev. Lett. **124**, 048301 (2020).

[3] J. A. Krosnick, J. Exp. Soc. Psychol. **24**, 240 (1988).

[4] Cass R. Sunstein, (訳：伊達尚美), 『# リパブリック インターネットは民主主義になにをもたらすのか』, 勁草書房 (2018).

## 付録 A 数値計算の手順

本モデルの数値計算の手順をまとめたものについては、以下に記載の通りである。このとき、意見更新の流れを 1~3 で、意見更新の中で行われる  $A(t)$  の決定の流れを (a)~(d) で表した。

### 1. 時間的隣接行列 $A(t)$ の要素 $A_{ij}(t)$ の決定

#### (a) 活性化エージェント $i$ の決定

べき分布  $F(a_i) \sim a^{-\gamma}$  から抽出した活性化確率  $a_i$  に従って時刻  $t$  で各エージェントが活性化するか決定する。

(*ex* : Twitter でいえば、ツイート頻度の高い人は活性化確率が高くなる)

#### (b) $P_{ij}(t)$ に従って影響を与える人の決定

エージェント  $i$  は式 (2.2) で求められる接続確率  $P_{ij}(t)$  に従い選ばれた  $m$  人と接続し、確率  $P_{pm}$  で選ばれたエージェント  $j$  に自分と逆の立場の影響を与え ( $A_{ji}(t) = -1$ ), 確率  $1 - P_{pm}$  で自分と同じ立場の影響を与える ( $A_{ji}(t) = 1$ ).

#### (c) 影響が反響するかの決定

エージェント  $i$  は、確率  $r$  で相互作用の影響を受ける ( $A_{ij}(t) = 1$ ).

#### (d) 時間的隣接行列 $A(t)$ の決定

(a)~(c) の手順を活性化状態のエージェントの人数分繰り返し、時間的隣接行列  $A(t)$  を完成させる。(*ex* : Twitter でいえば、フォローとフォロワーの関係性のネットワーク)

### 2. 時刻 $t$ におけるエージェント $i$ の意見の更新

$A(t)$  を用いた式 (2.1) に基づいて数値的に積分する (4 次のルンゲクッタ法) ことで意見を更新する。

### 3. 指定した時間ステップ分意見更新を行う

1~2 の手順を各積分ステップで行い、意見を更新していく。その結果、各時間ステップでの各エージェントの意見が得られる。

## 付録 B ヤコビ行列の最大固有値の計算

ヤコビ行列の最大固有値の計算は下記のとおりである.

$$\begin{aligned}\tilde{\lambda} &= \max_{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}=1} \mathbf{x}^\top J_f \mathbf{x} \\ &= \max_{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}=1} \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & K\Lambda\alpha & \cdots & K\Lambda\alpha \\ K\Lambda\alpha & -1 & \cdots & K\Lambda\alpha \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K\Lambda\alpha & K\Lambda\alpha & \cdots & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} \quad (\text{付録 B.1})\end{aligned}$$

この等式は, 2 次形式の条件付き極値問題の解を与えていると見ることが出来る. つまり,  $\mathbf{x}^\top \mathbf{x} = x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_N^2 = 1$  という条件下では 2 次形式  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^\top J_f \mathbf{x}$  は最大値最小値を持ち, それはヤコビ行列の最大固有値・最小固有値に対応する. このような条件付き極値問題を解く方法としてはラグランジュの未定乗数法 (Lagrange multiplier method) が知られている. ここでは以下の式を用いて, 制約条件  $g(x_1, x_2, \dots, x_N)$  のもとで  $f(x_1, x_2, \dots, x_N)$  の最大値を求める

$$\begin{aligned}f(x_n) &= \mathbf{x}^\top J_f \mathbf{x} \quad (n \in 1, 2, \dots, N) \\ &= -(x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_N^2) \\ &\quad + 2K\Lambda\alpha \left\{ \underbrace{(x_1x_2 + x_1x_3 + \cdots + x_1x_N)}_{N-1 \text{ 個}} + \underbrace{(x_2x_3 + x_2x_4 + \cdots + (x_{N-1}x_N))}_{N-2 \text{ 個}} \right\},\end{aligned}$$

$$f(x_n) = -1 + 2K\Lambda\alpha \left\{ (x_1x_2 + x_1x_3 + \cdots + x_1x_N) + (x_2x_3 + x_2x_4 + \cdots + (x_{N-1}x_N)) \right\}, \quad (\text{付録 B.2})$$

$$g(x_n) = x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_N^2 - 1 = 0. \quad (\text{付録 B.3})$$

またラグランジュ関数  $L(x_1, x_2, \dots, x_N, \lambda)$  は, 式 (付録 B.2) と式 (付録 B.3) を用いて,

$$\begin{aligned}L(x_n, \lambda) &= f(x_n) - \lambda g(x_n) \\ &= -1 + 2K\Lambda\alpha (x_1x_2 + \cdots + x_{N-1}x_N) - \lambda(x_1^2 + \cdots + x_N^2 - 1), \quad (\text{付録 B.4})\end{aligned}$$

と表せる. ここで, 極値は  $\frac{\partial L}{\partial x_1} = \frac{\partial L}{\partial x_2} = \cdots = \frac{\partial L}{\partial x_N} = \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0$  の解であるから, 以下の式を解いて極値を求める

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial L}{\partial x_1} = 2K\Lambda\alpha \overbrace{(x_2 + x_3 + \cdots + x_N)}^{N-1 \text{ 個}} - 2\lambda x_1 = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial x_2} = 2K\Lambda\alpha (x_1 + x_3 + \cdots + x_N) - 2\lambda x_2 = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial x_N} = 2K\Lambda\alpha (x_1 + x_2 + \cdots + x_{N-1}) - 2\lambda x_N = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = -(x_1^2 + \cdots + x_N^2 - 1) = 0. \end{array} \right. \quad (\text{付録 B.5})$$

それぞれの式で,  $\lambda$  を求めると,

$$\begin{aligned}\lambda &= \frac{K\Lambda\alpha (x_2 + x_3 + \cdots + x_N)}{x_1} = \frac{K\Lambda\alpha (x_1 + x_3 + \cdots + x_N)}{x_2} = \cdots \\ &= \frac{K\Lambda\alpha (x_1 + x_2 + \cdots + x_{N-1})}{x_N},\end{aligned}$$

となる. これを満たすのは,  $x_1 = x_2 = \cdots = x_N$  のときである. よって,  $x = x_n$  ( $n \in 1, 2, \dots, N$ ) とおけば,

$$\lambda = \frac{K\Lambda\alpha (x + x + \cdots + x)}{x} = \frac{K\Lambda\alpha (N-1)x}{x} = K\Lambda\alpha (N-1),$$

となり, これは式 (付録 B.5) を満たす. したがって,  $x = x_n$  ( $n \in 1, 2, \dots, N$ ) を  $f(x_n) = \mathbf{x}^\top J_f \mathbf{x}$  (式 (付録 B.2)) に導入すればよい

$$\begin{aligned}f(x_n) &= \mathbf{x}^\top J_f \mathbf{x} \quad (n \in 1, 2, \dots, N) \\ &= -1 + 2K\Lambda\alpha \left\{ \frac{N(N-1)}{2} x^2 \right\}.\end{aligned}\tag{付録 B.6}$$

ここで, 制約条件  $g(x_1, x_2, \dots, x_N)$  にも  $x = x_n$  ( $n \in 1, 2, \dots, N$ ) を適用すると,

$$\begin{aligned}g(x_n) &= x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_N^2 - 1 = 0 \\ x^2 + x^2 + \cdots + x^2 &= 1 \\ Nx^2 &= 1 \\ x^2 &= \frac{1}{N}.\end{aligned}\tag{付録 B.7}$$

であるから, 式 (付録 B.7) を式 (付録 B.6) に代入すれば,

$$\begin{aligned}f(x_n) &= -1 + 2K\Lambda\alpha \left\{ \frac{N(N-1)}{2} \left( \frac{1}{N} \right) \right\} \\ &= -1 + K\Lambda\alpha(N-1).\end{aligned}$$

となるので, ヤコビ行列  $J_f$  の最大固有値  $\tilde{\lambda}$  は,

$$\tilde{\lambda} = (N-1)K\Lambda\alpha - 1,\tag{付録 B.8}$$

となる.

(原稿提出: 2023 年 1 月 9 日; 修正稿提出: 2023 年 1 月 25 日)